

# 棉秆粉碎刀具磨损状态监测系统设计与试验

谢建华<sup>1,2</sup> 周通<sup>1</sup> 王长云<sup>1,2</sup> 刘旋峰<sup>3</sup> 蒋永新<sup>3</sup> 张海春<sup>3</sup>

(1. 新疆农业大学机电工程学院, 乌鲁木齐 830052; 2. 新疆智能农业装备重点实验室, 乌鲁木齐 830052;  
3. 新疆农业科学院农业机械化研究所, 乌鲁木齐 830091)

**摘要:** 针对棉秆粉碎还田过程中刀具磨损严重且缺少故障监测装置导致工作失效的问题,设计了一种搭载在棉秆粉碎还田机上的智能监测系统。系统以 STM32 单片机为主控制器,应用多种传感器融合技术,基于机器学习算法实现刀具磨损状态监测。为了解决棉秆粉碎刀具磨损非线性特征信号难以提取的问题,提出了一种融合改进蝴蝶优化算法(IBOA)和支持向量机(SVM)的刀具磨损状态监测方法(IBOA-SVM)。该监测方法以粉碎刀辊转速、左侧振动频率、右侧振动频率作为模型输入特征向量,将刀具磨损状态(正常状态、磨损状态、丢刀状态)作为输出。相较于未优化的 SVM 算法,通过 IBOA 算法优化 SVM 算法的参数,刀具磨损状态的识别准确率由 95.61% 提高至 98.83%。为验证 IBOA-SVM 模型的有效性,在相同参数设置环境下进行多种模型的重复对比试验,试验结果表明:相较于 SVM、PSO-SVM、WOA-SVM、BOA-SVM 和 CWBOA-SVM 5 种模型,IBOA-SVM 模型识别准确率平均值有所提升,单次试验的准确率均维持在较高的水平。将 IBOA-SVM 模型嵌入到监测系统,并进行田间验证试验,试验结果表明设计的刀具磨损状态监测系统在识别准确率和鲁棒性方面都具有良好的性能。

**关键词:** 棉秆; 粉碎还田; 刀具磨损; 监测系统; 改进蝴蝶优化算法; 支持向量机

中图分类号: S24; TP181

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)12-0155-11

OSID:



## Design and Experiment of Wear Status Monitoring System for Cotton Straw Crushing Tool

XIE Jianhua<sup>1,2</sup> ZHOU Tong<sup>1</sup> WANG Changyun<sup>1,2</sup> LIU Xuanfeng<sup>3</sup> JIANG Yongxin<sup>3</sup> ZHANG Haichun<sup>3</sup>

(1. College of Mechanical and Electrical Engineering, Xinjiang Agricultural University, Urumqi 830052, China

2. Xinjiang Key Laboratory of Intelligent Agricultural Equipment, Urumqi 830052, China

3. Research Institute of Agricultural Mechanization, Xinjiang Academy of Agricultural Sciences, Urumqi 830091, China)

**Abstract:** With the problems of severe tool wear and lack of fault monitoring device, leading to the failure of the work during the working process of stalk chopping, an intelligent monitor system which can be mounted on the returning stalk chopping machine was designed. Taking STM32 microcontroller as the main controller, multiple sensors fusion technology was applied, and tool wear condition monitoring was realized based on machine learning algorithm. In order to solve the problem of difficult extraction of nonlinear feature signals of straw crushing tool wear, a method of tool wear monitoring IBOA-SVM integrating improve butterfly optimization algorithm (IBOA) and support vector machine (SVM) was proposed. The monitoring method used the rotational speed, left side vibration frequency, and right side vibration frequency of the crushing knife roll as input eigenvectors to the model, and the wear condition of the tool (normal, worn and lost) as outputs. Compared with the unoptimized SVM algorithm, the identification accuracy of tool wear condition was improved from 95.61% to 98.83% by optimizing the parameters of the SVM algorithm with the IBOA algorithm. In order to verify the effectiveness of the IBOA-SVM model, the repeated comparison experiments of multiple models were conducted under the same parameter setting environment, which showed that the average value of the recognition accuracy of the IBOA-SVM model was improved and the accuracy of a single trial was maintained at a high level as compared with the five models of SVM, PSO-SVM, WOA-SVM, BOA-SVM and CWBOA-SVM. The IBOA-SVM model was embedded into the monitoring system and field test was conducted, in which

收稿日期: 2023-07-30 修回日期: 2023-09-22

基金项目: 新疆农机研发制造推广应用一体化项目(YTHSD2022-09)和新疆维吾尔自治区重点研发计划项目(2022B02022-3)

作者简介: 谢建华(1975—),女,教授,博士生导师,主要从事农业装备设计研究,E-mail: xjh199032@163.com

it was shown that the designed tool wear condition monitoring system had good performance both in terms of recognition accuracy and robustness.

**Key words:** cotton straw; straw crushing; tool wear; monitoring system; improved butterfly optimization algorithm; support vector machine

## 0 引言

棉秆粉碎还田作为一种能有效减少农业固体废弃物数量、提高土壤肥力的方法,已被广泛应用于农业生产中<sup>[1-3]</sup>。棉秆粉碎还田过程中,粉碎刀具易受到秸秆杂质的作用,导致刀具磨损甚至出现断刀现象,不仅影响机具作业效果,而且还降低作业效率<sup>[4-5]</sup>。刀具磨损监测技术可通过对刀具的运行状态进行实时监测,及时发现刀具磨损、断裂或丢失等异常情况,提高机具的可靠性和作业质量。

目前,学者对刀具磨损状况进行监测的方法包含直接监测和间接监测两种方法。直接监测主要是利用机器视觉的方法对刀具磨损图像进行处理进而获得刀具磨损信息<sup>[6-8]</sup>。机器视觉的方法在刀具监测方面具有很大的优势,但棉秆粉碎刀具在工作过程中做高速旋转运动,并且会产生大量的灰尘,无法对刀具进行精准拍摄并且拍摄的图像不清晰,因此直接监测的方法不适用于棉秆粉碎刀具磨损状态监测。间接监测技术是通过传感器采集与刀具磨损相关的信号,建立磨损状态与信号之间的数学模型,从而对刀具磨损状态进行监测<sup>[9-11]</sup>。谢振龙等<sup>[12]</sup>使用 EMD 分解采集的相关信号,用支持向量机(Support vector machine, SVM)模型完成对刀具磨损情况的监测。HE 等<sup>[13]</sup>提出了一种基于原始温度信号的堆叠稀疏自编码器回归神经网络模型,用于预测刀具磨损。张栋梁等<sup>[14]</sup>将混沌时序分析技术与 SVM 分类模型结合,用来识别不同磨损状态的刀具,平均识别准确率为 86.67%。赵帅等<sup>[15]</sup>通过主成分分析(Principal component analysis, PCA)对特征信号进行降维,之后利用随机森林获得不同工况下刀具磨损的评估结果。上述研究皆是对相关特征信号进行处理进而提高刀具磨损的识别精度,但忽略了分类模型相关参数的取值问题。为了提高模型的识别精度,一些学者对分类模型相关参数的取值方法也做了很多研究。刘成颖等<sup>[16]</sup>采集加工过程中的声发射信号,利用粒子群优化算法(Particle swarm optimization, PSO)对 LS-SVM 模型参数进行寻优,建立刀具磨损状态监测系统。胡鸿志等<sup>[17]</sup>利用麻雀搜索算法优化 SVM 的参数,提高刀具状态监测识别的精度。LIAO 等<sup>[18]</sup>利用遗传算法(Genetic algorithm, GA)筛选与刀具磨损状态相关性高的切

削力特征信号,再采用灰狼优化算法(Grey wolf optimization, GWO)优化 SVM 模型参数,提高刀具磨损监测系统的预测精度。梁柱等<sup>[19]</sup>利用邻域保持嵌入(Neighborhood preserving embedding, NPE)对监测的切削力特征实现降维,采用鲸鱼优化算法(Whale optimization algorithm, WOA)优化 SVM 模型参数,建立了基于 WOA-SVM 的钛合金刀具磨损预测模型。上述文献利用优化算法对模型的参数进行寻优取得较好的效果,但仍存在收敛速度慢,容易陷入局部最优解的问题。

针对棉秆粉碎还田机作业时驾驶员无法感知刀具是否存在磨损和缺失的问题,本文设计一种基于 STM32 单片机的刀具磨损状态监测系统,设备之间数据传输采用 RS485 总线协议。为了解决 SVM 模型参数难以确定的问题,提出改进蝴蝶优化算法(Improve butterfly optimization algorithm, IBOA)对 SVM 的参数进行寻优,并将 IBOA-SVM 模型应用于棉秆粉碎刀具磨损状态分类任务。将 IBOA-SVM 模型与其它模型进行对比,并将监测系统搭载在棉秆粉碎还田机上进行田间试验,对刀具磨损状态监测系统的监测精度加以验证。

## 1 棉秆粉碎装置结构与分析

棉秆粉碎装置作为棉秆粉碎还田与残膜回收联合作业机的关键部件,主要由粉碎刀辊、刀座和 Y 形甩刀组成,其结构示意图如图 1 所示。其中,刀座焊接在粉碎刀辊上,Y 形甩刀与刀座铰接,其结构如图 2 所示。

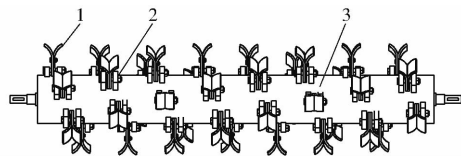


图 1 棉秆粉碎装置结构示意图

Fig. 1 Structure diagram of cotton stalk crushing device

1. Y 形甩刀 2. 刀座 3. 粉碎刀辊

棉秆粉碎还田与残膜回收联合作业机工作时,由拖拉机的后输出轴提供前进动力,带轮带动粉碎刀辊高速旋转,粉碎刀辊上铰接的甩刀将棉秆击打成碎段,并通过棉秆排杂通道排到机具的后方。

### 1.1 粉碎装置振动分析

刀具磨损会使棉秆粉碎装置工作过程中产生强

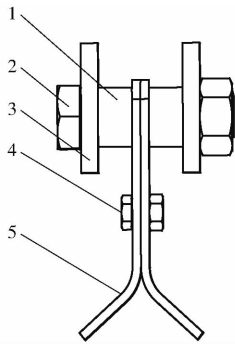


图 2 刀座与甩刀结构示意图

Fig. 2 Structure diagram of tool holder and flail

1. 间隔套 2. 销子 3. 刀座 4. 螺纹紧固件 5. Y形甩刀

烈的振动。本文将粉碎装置简化成一个整体,从刀具磨损角度对粉碎装置的振动进行分析,粉碎装置径向运动如图 3 所示。

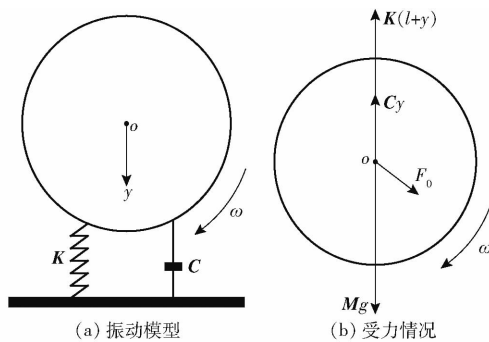


图 3 粉碎装置振动分析

Fig. 3 Vibration analysis of crushing device

当粉碎装置处于平衡状态时,会产生一个静止伸长量  $l = Mg/K$ , 在外界激励  $F = F_0 \sin(\omega t)$  的作用下,由牛顿第二定律得到粉碎装置运动方程为

$$M\ddot{y} = -K(l+y) - Cy + F_0 \sin(\omega t) + Mg \quad (1)$$

式中  $M$ ——装置质量矩阵

$K$ ——装置刚度矩阵

$C$ ——装置阻尼系数矩阵

$F_0$ ——外力, N

$y$ ——装置在  $y$  轴方向的移动距离, m

$\omega$ ——装置旋转角速度, rad/s

$t$ ——旋转时间, s

$g$ ——重力加速度,取  $9.8 \text{ m/s}^2$

$$\begin{bmatrix} C & M \\ M & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{y} \\ \ddot{y} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} K & 0 \\ -M & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y \\ \dot{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} F \\ 0 \end{bmatrix} \sin(\omega t) \quad (2)$$

$$\text{其中} \quad y = A \sin(\omega t) \quad (3)$$

$$A = F_0 (K + C - M\omega^2)^{-1} \quad (4)$$

式中  $A$ ——装置振幅, cm

根据 GB/T 6444—2008, 粉碎装置在旋转过程中,由于粉碎刀具磨损和缺失,导致装置质量分布不均,会在垂直方向上产生偏心离心力<sup>[20]</sup>。偏心离心力表达式为

$$F_0 = m_1 e \omega^2 \quad (5)$$

式中  $m_1$ ——装置不平衡质量, g

$e$ ——质心与旋转中心距离, mm

将式(5)代入式(4)可得

$$A = m_1 e \omega^2 (K + C - M\omega^2)^{-1} \quad (6)$$

由式(6)可以看出,粉碎装置振幅与刀具磨损产生的偏心离心力以及装置自身的转速相关。在转速保持不变的条件下,粉碎刀具磨损程度不同,产生的偏心离心力也不同,导致装置的振动情况也不相同;如果粉碎刀具处于磨损状态下,随着转速的提升,装置偏心离心力呈指数增长,也会导致装置强烈振动。因此通过监测振动信号的变化,可以判断刀具是否处于磨损状态。

## 1.2 粉碎装置转速分析

粉碎装置转速是棉秆粉碎还田机的重要指标之一,转速过低会影响棉秆粉碎效果,降低粉碎效率并增加耗时,转速过高会导致机具产生强烈的振动<sup>[21]</sup>。机具从启动到正常作业是一个递进的过程,在这个过程中,不同磨损状态对应的数据信号存在重叠交叉情况,各个状态对应的数据特征不明显且难以区分,因此,需得到机具正常作业时粉碎装置的最低转速,并将此转速作为衡量分类模型是否进行计算的标准。只有当粉碎装置的转速达到此标准,监测系统才会开始工作,判断刀具是否处于磨损状态。

粉碎装置工作时的运动轨迹如图 4 所示,在粉碎装置轴心建立坐标系,以装置的任意一点坐标  $(x, y)$  建立运动轨迹方程为

$$\begin{cases} x = vt + R \cos(\omega t) \\ y = R \sin(\omega t) \end{cases} \quad (7)$$

式中  $v$ ——机具前进速度, m/s

$R$ ——粉碎刀辊半径与粉碎刀具长度之和,

mm

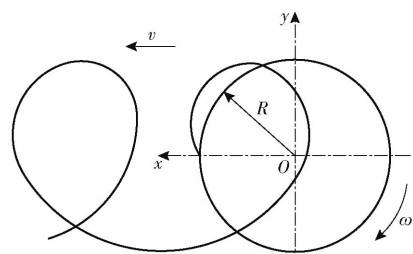


图 4 粉碎装置运动分析

Fig. 4 Motion analysis of crushing device

对式(7)进行求导得到装置速度方程为

$$\begin{cases} v_x = v - R\omega \sin(\omega t) \\ v_y = R\omega \cos(\omega t) \end{cases} \quad (8)$$

则粉碎装置绝对速度  $v_m$  为

$$v_m = \sqrt{v_x^2 + v_y^2} = \sqrt{v^2 + \omega^2 R^2 - 2R\omega v \sin(\omega t)} \quad (9)$$

粉碎装置转速  $n$  与角速度的关系为

$$n = \frac{30\omega}{\pi} \quad (10)$$

根据《农业机械设计手册》<sup>[22]</sup>,为了保证棉秆的粉碎效果与质量,粉碎甩刀线速度大于 48 m/s,即粉碎装置绝对速度要大于 48 m/s。由式(9)可知,当  $\sin(\omega t) = 1$ ,即  $\omega t = 2k\pi + \pi/2 (k \in \mathbf{N})$  时,粉碎装置绝对速度会得到最小值, $v_m$  会取得最小值  $R\omega - v$ 。

取机具前进速度为 5 m/s,粉碎甩刀长度为 160 mm,粉碎刀辊半径为 100 mm<sup>[3]</sup>。将数据代入式(9)和式(10)可以得到粉碎装置最低转速为 1 946 r/min。

## 2 刀具磨损监测系统设计

### 2.1 监测系统总体设计

本文设计的监测系统搭载机具为新疆农业科学院农业机械化研究所研制的 4JSMD-2.1 型棉秆粉碎还田与残膜回收联合作业机。系统结构如图 5 所示,主要由信号采集模块、信号处理模块、微控制器模块和报警提示模块组成。

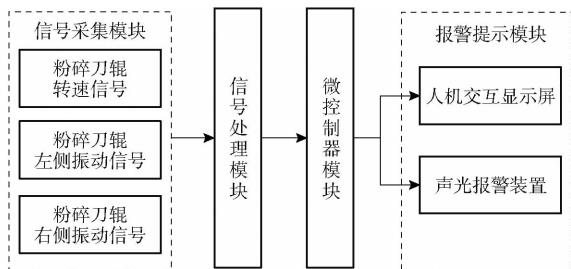


图5 监测系统结构框图

Fig. 5 Structure block diagram of monitoring system

信号采集模块通过各传感器以固定的时间采集与刀具磨损相关的信号;信号处理模块通过对采集的信号进行放大处理、滤波处理以及模数转换操作,最终得到数字信号;微控制器模块作为监测系统的核心模块,通过 IBOA-SVM 模型对处理后的信号进行磨损状态分类;当确定刀具处于磨损状态时,通过报警提示模块提示驾驶员停止作业更换刀具。

### 2.2 监测系统硬件选型

监测系统硬件部分主要由主控制器、转速传感器、振动传感器、声光报警装置和人机交互显示屏组成,各硬件之间采用 RS485 总线通讯协议进行通讯。

主控制器作为整个系统的核心,对芯片的通讯接口数量、运行速度、功耗具有很大的要求。

STM32F103C8T6 芯片内置 Cortex-M3 处理器,具有 72 MHz 的主频,提供多种通信接口,如 SPI、IIC、USART、CAN 等,可以满足本文搭建系统要求,因此选择 STM32F103C8T6 主控芯片作为核心部件。

由于机具在田间作业时产生的大量灰尘以及强烈的振动会在一定程度上降低采集信号的准确性,因此在选择转速传感器和振动传感器时需要选择防水、抗干扰能力强、不易损坏的传感器。经过多种型号对比,最终选择 NJK-MT1820-NP 型霍尔传感器对粉碎刀辊的转速进行监测;选择 SD123-ZDA01 型振动传感器对粉碎刀辊左右两侧振动进行监测,安装位置如图 6 所示。在粉碎刀辊的带轮上安装一块磁钢,将霍尔传感器固定在距离磁钢 10 mm 位置处,当带轮旋转一周,霍尔传感器会经过磁钢,然后输出一个脉冲信号,从而计算出转速;由于粉碎刀辊轴所处的位置不利于安装振动传感器,所以将振动传感器安装在机具壳体上,达到同等监测的效果。

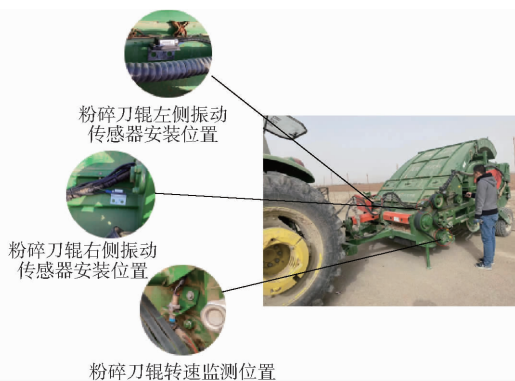


图6 传感器安装位置

Fig. 6 Locations of sensor mounting

人机交互显示屏亮度和清晰度直接影响驾驶员的系统体验,触摸式显示屏更便于驾驶员进行操作,因此选用崇畅计算机科技有限公司生产的 SG121-BGCM 型工控触摸屏显示刀具磨损情况。机具作业过程中,会产生很大的噪声,需要选择高分贝的报警装置,避免驾驶员听不到报警提示音,因此选择 HND-4216 型蜂鸣器进行声音报警提示。

监测系统硬件选型如表 1 所示。

### 2.3 监测系统软件设计

本监测系统软件程序包括主程序、信号采集子程序、信号处理子程序、刀具磨损状态识别子程序、声光报警子程序和人机交互图形化界面程序。监测系统软件流程如图 7 所示,系统工作前,主程序先对微控制器的 I/O 端口进行初始化设置,然后调用信号采集子程序,采集各传感器对应的数据信号,其次对信号进行处理,然后由主控制器进行刀具是否磨损的计算,通过 RS485 总线实现信息传输,将信息

表 1 系统硬件选型

Tab.1 System hardware selection

硬件名称	型号	性能参数
主控制器	STM32F103C8T6	最高工作频率 72 MHz
	主控芯片	
粉碎刀棍转速传感器	NJK-MT1820-NP 型	检测距离 1~20 mm
粉碎刀棍振动传感器	SD123-ZDA01 型	RS485 输出
声光报警装置	HND-4216 型蜂鸣器	频率 10~1 600 Hz 额定电压 3~24 V 谐振频率(3.0±0.5) Hz
人机交互显示屏	SG121-BGCM 型工控触摸屏	

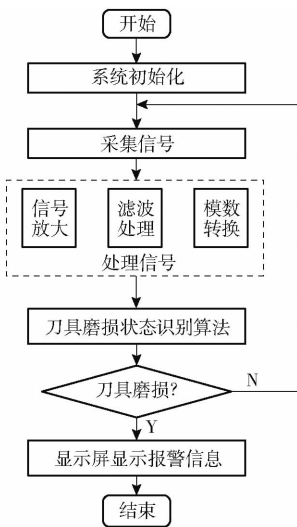


图 7 监测系统工作流程图

Fig.7 Flow chart of monitoring system

传输给人机交互界面显示相关参数,向驾驶员反馈信息,所有数据同时传输至存储卡进行数据保存,人机交互图形化界面程序通过 VB 软件进行编程,实现对刀具磨损状态的显示。

### 3 刀具磨损状态监测方法

#### 3.1 蝴蝶优化算法

BOA 算法受蝴蝶觅食与求偶行为启发进行建模,模拟蝴蝶觅食与求偶时经历的全局搜索和局部搜索两个阶段<sup>[23]</sup>。在循环迭代过程中,决定蝴蝶处于哪种搜索阶段由转换概率  $P$  决定。在每次迭代过程中,会生成一个  $[0,1]$  的随机数  $r_1$ ,当  $r_1 \leq P$  时,进行全局搜索,当  $r_1 > P$  时,算法进行局部搜索,循环迭代直至满足终止条件结束。BOA 算法相关的数学公式为

$$f = cI^a \quad (11)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + (r_1^2 P_{best}^t - X_i^t) f_i \quad (r_1 \leq P) \quad (12)$$

$$X_i^{t+1} = X_i^t + (r_1^2 X_j^t - X_i^t) f_i \quad (r_1 > P) \quad (13)$$

式中  $f$ ——蝴蝶被其他个体感知的强度

$c$ ——感知因子,取 0.01

$I$ ——刺激强度,与适应度有关

$a$ ——依赖于模态的幂指数,取 0.1

$f_i$ ——第  $i$  只蝴蝶被其它个体感知的强度

$P_{best}^t$ ——在  $t$  次迭代中最优蝴蝶所在的位置

$X_i^t$ ——第  $t$  次迭代中第  $i$  只蝴蝶所处的位置

$X_j^t$ ——在  $t$  次迭代中第  $j$  只蝴蝶所处的位置

$X_k^t$ ——在  $t$  次迭代中第  $k$  只蝴蝶所处的位置

#### 3.2 改进的蝴蝶优化算法

BOA 算法具有很好的收敛速度和收敛精度,但是算法迭代后期仍然存在种群多样性减少以及容易陷入局部最优解从而过早收敛的问题。为了改善存在的问题,本文从以下方面对 BOA 算法进行改进:①利用 ICMIC 混沌映射代替种群随机初始化,使种群个体位置更加均匀分布,提升种群的多样性。②提出一种随迭代次数增加的自适应转换概率  $P_1$ ,提高算法平衡全局搜索和局部搜索的能力,防止算法陷入局部最优解过早收敛。③在局部搜索阶段融合正弦余弦算法,提高其局部搜索能力。

##### 3.2.1 混沌映射种群初始化

BOA 算法作为一种随机搜索优化算法,种群的初始化位置是随机设置的,导致个体位置分布不均匀,对于算法收敛性能有很大的限制,使得最终得到完全不同的结果。混沌映射具有无规律和非周期性的特点,可以将种群个体位置更加均匀分布,提升种群的多样性,防止 BOA 算法陷入局部最优解<sup>[24]</sup>。

目前存在多种混沌映射方式,包括 Logistic 映射、Tent 映射、Circle 映射、ICMIC 映射等。经过比较与分析,本文采用 ICMIC 映射种群初始化个体位置,数学表达式为

$$x_{n+1} = \sin \frac{\beta \pi}{x_n} \quad (14)$$

式中  $\beta$ ——控制参数,取 0.7

基本思想是利用 ICMIC 映射将个体位置映射到  $[0,1]$  内产生混沌序列,最后将混沌序列转换为搜索空间,提升种群多样性。

##### 3.2.2 自适应转换概率

在 BOA 算法中,转换概率  $P$  作为重要的因素,用于平衡算法的全局搜索和局部搜索,在迭代过程中保持不变,恒等于 0.8<sup>[23]</sup>。BOA 算法将 80% 的搜索能力聚焦于全局搜索,剩余的 20% 聚焦于局部搜索。在全局搜索过程中,若是最优的个体陷入局部最优解,就会吸引其它的个体前往局部最优的位置,最终导致算法很难跳出局部最优解从而过早收敛。因此本文提出随迭代次数自适应变换的转换概率  $P_1$  来提高算法协调全局搜索和局部搜索的能力,提出的自适应转换概率公式为

$$P_1 = 0.01 \ln \left( \frac{T_0}{T_1} + 1 \right) \quad (15)$$

式中  $T_0$ ——当前迭代次数

$T_1$ ——最大迭代次数

### 3.2.3 改进局部搜索策略

BOA 算法在局部搜索过程中,由于个体每次移动的范围较小,容易陷入局部最优解。而 SCA 算法通过自适应改变正弦函数和余弦函数的振幅来平衡全局搜索和局部搜索的能力,最终得到全局最优解<sup>[25]</sup>。本文在 BOA 算法的局部搜索阶段融合 SCA 算法,巧妙利用正弦和余弦函数的周期性和振荡性,在局部搜索阶段进行充分搜索,提升 BOA 算法的局部开发能力。

在 BOA 算法的局部搜索阶段融合 SCA 算法,在每次迭代过程中另外生成一个  $[0, 1]$  的随机数  $r_2$  与自适应转换概率  $P_1$  进行比较,当  $r_2 \leq P_1$  时,算法按照

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_i^t + R_1 \sin R_2 |R_3 P_{best}^t - X_i^t| & (r_1 < 0.5) \\ X_i^t + R_1 \cos R_2 |R_3 P_{best}^t - X_i^t| & (r_1 \geq 0.5) \end{cases} \quad (16)$$

其中  $R_1 = \delta - T_0 \frac{\delta}{T_1}$  (17)

式中  $\delta$ ——常数,取 2

$R_2$ —— $[0, 2\pi]$  的随机数

$R_3$ —— $[0, 2]$  的随机数

$R_1$ ——正弦函数和余弦函数的振幅因子,随着迭代次数和增加,从常数  $\delta$  递减到 0 的线性递减函数

进行位置更新操作;反之,当  $r_2 > P_1$  时,算法按照式(13)进行搜索更新位置。

### 3.3 IBOA - SVM 模型

SVM 算法是由 VAPNIK 等提出的一种统计学习理论,在解决小样本、非线性的问题上具有很好优势,可以对样本实现有效分类<sup>[26]</sup>。惩罚因子  $C$  和核函数参数  $\sigma$  对 SVM 模型分类能力起决定性作用,惩罚因子  $C$  负责平衡 SVM 模型的复杂度和稳定性,核函数参数  $\sigma$  负责调控分类准确率。

为了提高 SVM 模型分类精度,利用 IBOA 算法对 SVM 模型的惩罚因子  $C$  和核函数参数  $\sigma$  进行迭代寻找最优值,确定最优的 SVM 分类模型,进而将模型应用于刀具磨损状态分类,模型整体设计流程图如图 8 所示。

## 4 数据采集和信号预处理

### 4.1 试验方案

为获取刀具不同磨损状态下对应的数据,于

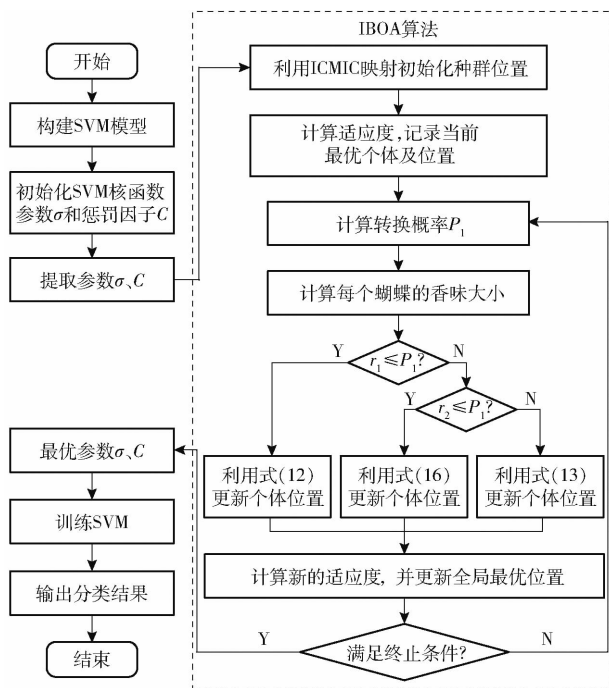


图 8 IBOA - SVM 模型流程图

Fig. 8 Flow chart of IBOA - SVM model

2023年3月5—13日在新疆巴州库尔勒尉犁县极飞超级棉田进行数据采集。利用农户更换的磨损刀具人工替换正常的刀具,采集不同状态下各传感器的数据。刀具磨损状态分为正常、磨损和丢刀3种状态,磨损情况如图9所示。



图 9 刀具磨损状态

Fig. 9 Status of tool wear

联合作业机进行作业时由约翰迪尔 1204 型拖拉机牵引提供前进动力,分别在 3 种磨损状态下进行试验采集数据。由于粉碎刀辊表面排列多个 Y 形甩刀,刀具磨损情况具有不确定性,如果将每个刀具都分别替换成不同状态进行试验,会消耗大量的时间。为了节约时间成本,本文将粉碎刀辊分为左、中、右 3 个区域,分别在 3 个区域替换不同磨损状态的刀具,进行 9 次试验,单次试验作业长度为 400 m。为了保证数据采集的可靠性,将每次试验重复进行 3 次,并且在每个区域内选择不同的刀具进行更换,总共进行 27 次试验。表 2 为采集到的一组部分数据。

### 4.2 数据处理

由于试验时易受到田间因素的干扰,各个传感器采集到的数据信息可能存在零值、异常值和缺失

表 2 粉碎刀辊转速及振动数据

Tab.2 Data of pulverizing knife roller speed and vibration

时刻	粉碎刀辊转速/ ( $r \cdot \min^{-1}$ )	左侧振动 频率/Hz	右侧振动 频率/Hz
2023-03-10 12:47:46	566	0	54
2023-03-10 12:47:48	444	5	176
2023-03-10 12:47:50	340	12	246
2023-03-10 12:47:52	324	16	255
⋮	⋮	⋮	⋮
2023-03-10 12:48:29	1 935	943	2 087
2023-03-10 12:48:31	2 222	1 014	2 207
2023-03-10 12:48:33	2 500	1 021	2 230
2023-03-10 12:48:35	2 727	1 011	2 203

值,因此需要对采集的数据进行处理。当一个样本中的数据存在零值、异常值或者缺失值时,对该样本进行删除操作;根据前期对棉秆粉碎刀辊转速的分析,在保证作业效果的前提下,粉碎刀辊最低转速为 1 946 r/min,将最低转速设置为下限值,当样本中刀辊转速低于最低转速时,删除该样本。时间仅用来对样本数据建立各自对应的状态标签,对刀具磨损状态的识别没有影响,因此将时间这一特征删除,仅保留粉碎刀辊的转速、左侧振动频率、右侧振动频率 3 个特征。

为了提升 IBOA-SVM 模型的收敛速度及其精度,将数据进行归一化处理,将每个样本的数据映射到  $[0,1]$  范围内。经过归一化处理后的部分数据如表 3 所示。

表 3 粉碎刀辊转速及振动数据处理结果

Tab.3 Processing results of data on speed and vibration of pulverizing knife roller

磨损状态	转速归一化值	左侧振动频率归一化值	右侧振动频率归一化值	标签值
正常	0.567 5	0.008 8	0.006 7	0
	0.650 7	0.031 3	0.018 6	
	0.747 9	0.082 6	0.046 8	
	0.862 4	0.531 9	0.329 6	
	0.927 9	0.616 4	0.711 9	
磨损	0.495 9	0.586 9	0.254 2	1
	0.862 4	0.824 8	0.614 4	
	0.862 4	0.715 9	0.512 8	
	0.927 9	0.699 6	0.480 2	
	0.927 9	0.824 9	0.695 6	
丢刀	0.463 2	0.100 1	0.178 8	2
	0.567 5	0.218 4	0.217 7	
	0.697 6	0.449 3	0.438 3	
	0.747 9	0.784 1	0.789 2	
	0.802 4	0.963 1	0.935 2	

经过处理,最终获得 1 140 组样本数据,将样本数据按照比例 7:3 划分为训练集(798 组)和测试集

(342 组)。

### 4.3 评价指标

为考察所设计的 IBOA-SVM 模型的整体性能,选取识别准确率、平均绝对误差和均方根误差作为评价模型性能的试验指标。

## 5 试验结果与分析

### 5.1 不同机器学习算法测试结果分析

棉秆粉碎刀具磨损状态识别问题本质是一个分类问题,为了达到更高的识别准确率,选择合适的分类器就显得至关重要。本试验采用不同的机器学习算法(BP 神经网络、朴素贝叶斯、SVM 模型)对棉秆粉碎刀具的磨损状态进行分类,从而选择准确率最高的一种模型作为基础分类模型。使用准确率、平均绝对误差和均方根误差作为本次试验 3 种机器学习算法的评价指标,对比结果如表 4 所示。结果表明,相较于其余两种机器学习算法,SVM 模型表现出良好的性能,识别准确率达到 95.61%,比 BP 神经网络和朴素贝叶斯分别高 2.92、3.44 个百分点;平均绝对误差和均方根误差均比其他两种算法小。因此本研究选用 SVM 作为基础分类模型。

表 4 不同算法的检测结果对比

Tab.4 Comparison of detection results of different algorithms

机器学习算法	准确率/%	平均绝对误差	均方根误差
BP 神经网络	92.69	$2.14 \times 10^{-4}$	0.270
朴素贝叶斯	92.17	$2.46 \times 10^{-4}$	0.280
SVM 模型	95.61	$1.28 \times 10^{-4}$	0.209

### 5.2 IBOA-SVM 测试结果分析

利用改进后的 IBOA-SVM 模型对处理后的训练集进行训练,训练参数设置为:种群数为 30,最大迭代次数为 100,选择训练集和测试集的错误率之和作为目标函数。图 10a 为 IBOA 算法的适应度迭代曲线,由图可知,提出的 IBOA 算法收敛速度快且不易陷入局部最优,经过 10 次迭代后获得最优的惩罚因子  $C$  和核函数参数  $\sigma$ ,然后对测试集样本进行测试,磨损状态分类结果如图 10b 所示,正常状态下有 1 组样本被识别为磨损状态,而有 3 组磨损样本被识别为正常状态,测试样本的刀具磨损状态识别准确率为 98.83%,证明了本文提出的识别方法可以有效地识别棉秆粉碎刀具的磨损状态。

### 5.3 消融试验

针对 BOA 算法容易陷入局部最优,导致棉秆粉碎刀具磨损状态识别准确率低的问题,本文基于 BOA 算法,提出融合 ICMIC 映射、正弦余弦算法以及自适应转换概率的 IBOA 优化算法,分别在相同

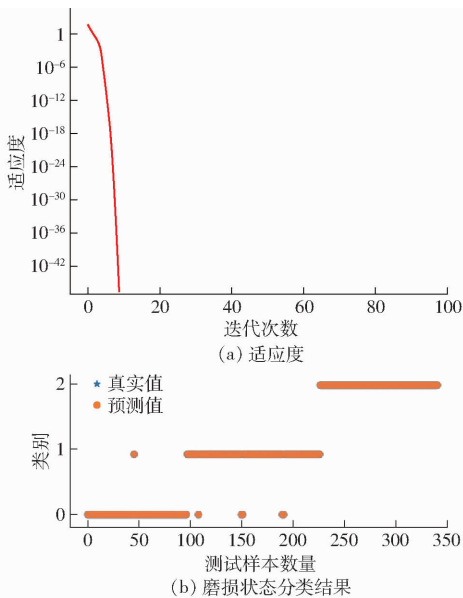


图 10 IBOA-SVM 测试结果

Fig. 10 Test results of IBOA-SVM

的参数下进行训练,获得最优的惩罚因子和核函数参数,并进行 4 组消融试验,试验结果如表 5 所示。

表 5 消融试验性能指标对比

Tab. 5 Comparison of performance of ablation experiment

试验序号	模块设置			准确率/%
	ICMIC 映射	修改转换 概率	融合正弦 余弦算法	
1	-	-	-	97.08
2	√	-	-	97.66
3	√	√	-	98.25
4	√	√	√	98.83

注:“√”表示添加该结构;“-”表示未添加该结构。

试验 1 为 BOA-SVM 算法,该算法对刀具磨损状态识别的准确率为 97.08%;试验 2 采用 ICMIC 映射对种群进行初始化,对刀具磨损状态识别的准确率提升至 97.66%;试验 3 对转换概率进行修改,对刀具磨损状态识别的准确率提升至 98.25%;试验 4 在局部搜索阶段融合正弦余弦算法,相比于试

验 3,该算法对刀具磨损状态识别的准确率提升 0.58 个百分点。与试验 1 相比,试验 4 通过对 BOA 算法进行 3 种修改操作,使得刀具磨损状态识别的准确率提升 1.75 个百分点。

综合消融试验来看,相较于其它两种操作,融合正弦余弦算法对刀具磨损状态识别效果更好,可以使局部搜索过程中少量的蝴蝶个体得到充分利用,增强算法的局部开发能力;采用 ICMIC 映射对种群进行初始化可以增加种群多样性,提高算法的搜索精度,使得刀具磨损状态识别的准确率再次提高;引入自适应转换概率,可以提高算法协调全局搜索和局部搜索的能力,避免算法陷入局部最优解从而过早收敛。相比直接使用 BOA 算法对 SVM 进行优化,融合 3 种操作的 IBOA 算法检测精度进一步得到提升。

### 5.4 模型有效性检验

为验证本文提出的棉秆粉碎刀具磨损状态识别方法的有效性,同时在相同参数设置环境下将 IBOA-SVM 与 SVM、PSO-SVM、WOA-SVM、BOA-SVM、CWBOA-SVM<sup>[27]</sup> 5 种模型进行对比试验,比较每种模型的性能,图 11 为 6 种模型分类结果对比图。从图 11 中可以看出,相较于 SVM 模型,PSO-SVM、WOA-SVM、BOA-SVM、CWBOA-SVM 和 IBOA-SVM 5 种模型的识别准确率都有所提高,说明利用种群优化算法对 SVM 参数进行优化的可行性,但不同种群优化算法的优化效果是有差异的。6 种模型的识别误差主要集中在正常和磨损两种状况的分类误差,造成误差的原因是:机具前进速度达到正常作业速度这一加速过程中,正常和磨损两种状态会出现重叠的数据,不容易对两种状态类别进行标注,导致产生标注误差;而正常和丢刀状态之间数据差异较明显,进行状态标注时,可以明显地区分正常和丢刀两种状态。

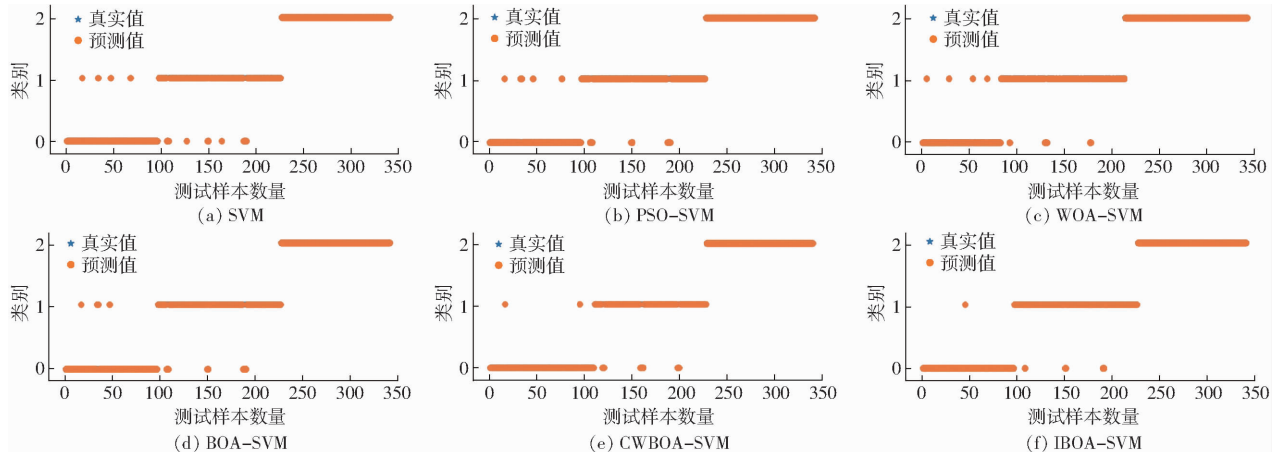


图 11 不同模型分类结果对比

Fig. 11 Comparisons of classification results of different models



为避免划分训练集和测试集的随机性以及每次迭代寻优过程中产生的不确定性,导致每次试验对刀具磨损状态分类的准确性有所偏差,本文对原始

数据集进行 5 次重复试验,同样选择准确率、平均绝对误差和均方根误差作为衡量模型性能的评价指标,5 次试验结果如表 6 所示。

表 6 多组模型对比试验  
Tab. 6 Comparative tests of multiple models

模型	参数	试验序号					平均值
		1	2	3	4	5	
SVM	准确率/%	95.61	97.66	96.19	95.91	95.91	96.26
	平均绝对误差	$1.28 \times 10^{-4}$	$6.80 \times 10^{-5}$	$1.11 \times 10^{-4}$	$1.19 \times 10^{-4}$	$1.19 \times 10^{-4}$	$1.09 \times 10^{-4}$
	均方根误差	0.209	0.153	0.195	0.202	0.202	0.192
PSO-SVM	准确率/%	95.91	97.95	96.49	96.20	96.49	96.61
	平均绝对误差	$1.19 \times 10^{-4}$	$5.90 \times 10^{-5}$	$1.03 \times 10^{-4}$	$1.11 \times 10^{-4}$	$1.03 \times 10^{-4}$	$9.90 \times 10^{-5}$
	均方根误差	0.202	0.143	0.187	0.195	0.187	0.183
WOA-SVM	准确率/%	96.20	97.66	95.91	96.20	96.20	96.43
	平均绝对误差	$1.11 \times 10^{-4}$	$6.80 \times 10^{-5}$	$1.19 \times 10^{-4}$	$1.11 \times 10^{-4}$	$1.11 \times 10^{-4}$	$1.04 \times 10^{-4}$
	均方根误差	0.195	0.153	0.202	0.195	0.195	0.188
BOA-SVM	准确率/%	97.08	97.95	97.66	95.61	96.20	96.90
	平均绝对误差	$8.50 \times 10^{-5}$	$5.90 \times 10^{-5}$	$6.80 \times 10^{-5}$	$1.28 \times 10^{-4}$	$1.11 \times 10^{-4}$	$9.10 \times 10^{-5}$
	均方根误差	0.171	0.143	0.153	0.209	0.195	0.174
CWBOA-SVM	准确率/%	97.95	98.54	97.08	98.83	98.53	98.19
	平均绝对误差	$5.90 \times 10^{-5}$	$4.30 \times 10^{-5}$	$8.50 \times 10^{-5}$	$3.40 \times 10^{-5}$	$4.30 \times 10^{-5}$	$5.30 \times 10^{-5}$
	均方根误差	0.143	0.121	0.171	0.108	0.121	0.133
IBOA-SVM	准确率/%	98.83	99.71	99.12	99.42	99.12	99.24
	平均绝对误差	$3.40 \times 10^{-5}$	$9.00 \times 10^{-6}$	$2.60 \times 10^{-5}$	$1.70 \times 10^{-5}$	$2.60 \times 10^{-5}$	$2.20 \times 10^{-5}$
	均方根误差	0.108	0.054	0.094	0.077	0.094	0.085

由表 6 可知,SVM 的准确率、平均绝对误差和均方根误差的平均值分别为 96.26%、 $1.09 \times 10^{-4}$  和 0.192,相较于 SVM 模型,PSO-SVM、WOA-SVM 和 BOA-SVM 模型的 2 种误差均有小幅度降低,对于刀具磨损状态的识别准确率均有小幅度提高,说明种群优化算法在优化 SVM 参数方面的可行性。观察 PSO-SVM、WOA-SVM 和 BOA-SVM 的 5 次试验,发现 3 种模型对于刀具磨损状态的识别准确率均有 1 次处于 95%~96% 区间,其余 4 次试验均在 96%~97% 之间浮动,说明单种群优化算法的寻优能力还有提高的空间。CWBOA-SVM 模型将正弦余弦算子添加到 BOA 算法中,使得全局搜索与局部开发能力得到提升。相较于 PSO-SVM、WOA-SVM 和 BOA-SVM 模型,CWBOA-SVM 模型的 2 种误差平均值最低,准确率最高,证明了复合种群优化算法比单种群优化算法的优化效果更优。IBOA-SVM 模型 5 次试验准确率的平均值为 99.24%,2 种误差平均值分别为  $2.20 \times 10^{-5}$  和  $8.5 \times 10^{-2}$ 。相较于 CWBOA-SVM 模型,IBOA-SVM 模型识别准确率平均值提升 1.05 个百分点,同时单次试验的准确率都维持在较高的水平。综合以上结论,IBOA-SVM 模型无论是在识别准确率还是鲁棒性方面都具有良好的性能。

## 5.5 田间试验验证

为检验监测系统在实际田间作业环境中的性能,于 2023 年 3 月 24—26 日在新疆巴州库尔勒尉犁县极飞超级棉田进行田间试验,如图 12 所示。

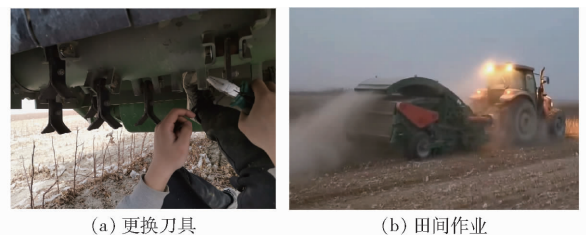


图 12 田间试验

Fig. 12 Field test

田间作业时,人为随机更换不同磨损状态的刀具进行试验。获得不同磨损状态的粉碎刀辊对应的转速与振动信息,经过信号处理模块将数据传输给微控制器模块,使用 IBOA-SVM 模型对传输的数据进行分类,结果如表 7 所示。由表 7 可知,利用监测系统对本次采集的不同刀具磨损状态的数据进行测试,结果表明模型仍然具有良好的性能,进一步验证了系统的性能稳定性。

## 6 结论

(1) 针对目前国内棉秆粉碎还田刀具磨损失效

表7 田间试验结果

Tab.7 Results of field experiment

故障种类 标签	准确率/%	平均绝对 误差	均方根误差	样本数量
0	98.97	$1.06 \times 10^{-4}$	0.102	200
1	97.69	$2.96 \times 10^{-4}$	0.196	150
2	99.12	$2.60 \times 10^{-5}$	0.094	150
平均值	98.59	$1.43 \times 10^{-4}$	0.131	

严重,无故障监测装置的问题,集成机器学习算法和多传感器融合技术,设计了一种可以搭载在棉秆粉碎还田机上的刀具磨损智能监测系统,实现刀具磨损报警。

(2)为了解决 SVM 模型参数难以确定的问题,提出 IBOA 算法对 SVM 的参数进行寻优,并将 IBOA-SVM 模型应用于刀具磨损状态分类任务。以棉秆粉碎刀辊的转速、左侧振动频率以及右侧振动频率作为模型的输入值,正常、磨损、丢刀 3 种刀具状态作为输出值,刀具磨损状态的识别准确率达到 98.83%。

(3)与其它模型分别进行 5 次重复对比试验,IBOA-SVM 模型对于刀具磨损识别准确率平均值为 99.24%,体现出优秀的性能。通过田间试验可以看出,本文提出的刀具磨损监测系统可有效识别刀具的磨损情况,具有较高的性能稳定性。

## 参 考 文 献

- [1] 章志强,何进,李洪文,等.可调节式秸秆粉碎抛撒还田机设计与试验[J].农业机械学报,2017,48(9):76-87.  
ZHANG Zhiqiang, HE Jin, LI Hongwen, et al. Design and experiment on straw chopper cum spreader with adjustable spreading device[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(9): 76-87. (in Chinese)
- [2] 孙妮娜,王晓燕. 秸秆粉碎还田与整地复式作业机连接装置设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(2): 15-24, 87.  
SUN Nina, WANG Xiaoyan. Design and experiment of connection device of duplex straw crushing returning and soil preparation machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(2): 15-24, 87. (in Chinese)
- [3] 谢建华,洪佳,曹肆林,等. 棉秆粉碎及地膜随动集条机设计与试验[J]. 农业工程学报, 2022, 38(9): 1-11.  
XIE Jianhua, HONG Jia, CAO Silin, et al. Design and experiment of cotton stalk chopping and plastic film master-slave strip collector[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(9): 1-11. (in Chinese)
- [4] 刘鹏,何进,李艳洁,等. 异速对辊式玉米秸秆粉碎还田装置设计与试验[J]. 农业工程学报, 2020, 36(14): 69-79.  
LIU Peng, HE Jin, LI Yanjie, et al. Design and experiment of double rollers maize stalk chopping device with different rotation speeds[J]. Transactions of the CSAE, 2020, 36(14): 69-79. (in Chinese)
- [5] 韩绪明. 玉米秸秆分段切碎关键部件的设计与试验[D]. 泰安: 山东农业大学, 2019.  
HAN Xuming. Design and test of corn straw cutting parts with straw piecewise utilization[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2019. (in Chinese)
- [6] 邓晓鹏,王妍,洪煜,等. 采用自适应区域生长的微型钻头刀具磨损检测方法[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(12): 98-107.  
DENG Xiaopeng, WANG Yan, HONG Yu, et al. Wear detection for micro-drill and micro-milling tool via adaptive region growth algorithm[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(12): 98-107. (in Chinese)
- [7] 程训,余建波. 基于机器视觉的加工刀具磨损监测方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2021, 55(5): 896-904.  
CHENG Xun, YU Jianbo. Monitoring method for machining tool wear based on machine vision[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2021, 55(5): 896-904. (in Chinese)
- [8] 叶祖坤,周军,秦超峰,等. 采用切削刃重构的刀具磨损视觉检测方法[J]. 西安交通大学学报, 2022, 56(11): 11-20.  
YE Zukun, ZHOU Jun, QIN Chaofeng, et al. Visual detection of tool wear through cutting edge reconstruction[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2022, 56(11): 11-20. (in Chinese)
- [9] LIU Tongshun, ZHU Kumpeng, WANG Gang. Micro-milling tool wear monitoring under variable cutting parameters and runout using fast cutting force coefficient identification method[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2020, 111: 3175-3188.
- [10] LENG Sheng, WANG Zhan, MIN Tao, et al. Detection of tool wear in drilling CFRP/TC4 stacks by acoustic emission[J]. Journal of Vibration Engineering & Technologies, 2020, 8: 463-470.
- [11] MA Kaile, WANG Guofeng, YANG Kai, et al. Tool wear monitoring for cavity milling based on vibration singularity analysis and stacked LSTM[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2022, 120(5-6): 4023-4039.
- [12] 谢振龙,岳彩旭,刘献礼,等. 基于 EMD-SVM 的钛合金铣削过程刀具磨损监测[J]. 振动·测试与诊断, 2022, 42(5): 988-996, 1039.  
XIE Zhenlong, YUE Caixu, LIU Xianli, et al. Tool wear monitoring based on EMD-SVM in milling process of ti-alloy[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2022, 42(5): 988-996, 1039. (in Chinese)
- [13] HE Zhaopeng, SHI Tielin, XUAN Jianping, et al. Research on tool wear prediction based on temperature signals and deep learning[J]. Wear, 2021, 478: 203902.
- [14] 张栋梁,莫蓉,孙惠斌,等. 基于混沌时序分析方法与支持向量机的刀具磨损状态识别[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(8): 2138-2146.

- ZHANG Dongliang, MO Rong, SUN Huibin, et al. Tool wear state recognition based on chaotic time series analysis and support vector machine[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2015, 21(8): 2138–2146. (in Chinese)
- [15] 赵帅, 黄亦翔, 王浩任, 等. 基于随机森林与主成分分析的刀具磨损评估[J]. *机械工程学报*, 2017, 53(21): 181–189.
- ZHAO Shuai, HUANG Yixiang, WANG Haoren, et al. Random forest and principle components analysis based on health assessment methodology for tool wear[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(21): 181–189. (in Chinese)
- [16] 刘成颖, 吴昊, 王立平, 等. 基于 PSO 优化 LS-SVM 的刀具磨损状态识别[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2017, 57(9): 975–979.
- LIU Chengying, WU Hao, WANG Liping, et al. Tool wear state recognition based on LS-SVM with the PSO algorithm[J]. *Journal of Tsinghua University (Science and Technology)*, 2017, 57(9): 975–979. (in Chinese)
- [17] 胡鸿志, 覃畅, 管芳, 等. 基于麻雀搜索算法优化支持向量机的刀具磨损识别[J]. *科学技术与工程*, 2021, 21(25): 10755–10761.
- HU Hongzhi, QIN Chang, GUAN Fang, et al. Tool wear recognition based on sparrow search algorithm optimized support vector machine[J]. *Science Technology and Engineering*, 2021, 21(25): 10755–10761. (in Chinese)
- [18] LIAO Xiaoping, ZHOU Gang, ZHANG Zhenkun, et al. Tool wear state recognition based on GWO-SVM with feature selection of genetic algorithm[J]. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2019, 104: 1051–1063.
- [19] 梁柱, 宋小春. WOA-SVM 算法在钛合金端铣刀具磨损预测的研究[J]. *机床与液压*, 2022, 50(15): 166–174.
- LIANG Zhu, SONG Xiaochun. Research on tool wear prediction of titanium alloy end milling based on WOA-SVM algorithm [J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2022, 50(15): 166–174. (in Chinese)
- [20] 臧廷朋, 温广瑞, 廖与禾. 基于稳健回归分析的转子系统不平衡量识别[J]. *振动·测试与诊断*, 2016, 36(1): 126–130, 202.
- ZANG Tingpeng, WEN Guangrui, LIAO Yuhe. Estimation of the unbalance of rotor system based on robust regression analysis [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2016, 36(1): 126–130, 202. (in Chinese)
- [21] 曹肆林, 谢建华, 杨豫新, 等. 侧排式棉秸秆还田及残地膜回收联合作业机的设计与试验[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2023, 53(5): 1514–1528.
- CAO Silin, XIE Jianhua, YANG Yuxin, et al. Design and experiment of side row cotton straw returning and residual film recovery combined machine[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2023, 53(5): 1514–1528. (in Chinese)
- [22] 中国农业机械化科学研究院. 农业机械设计手册:上册[M]. 北京: 中国农业科学技术出版社, 2007.
- [23] ARORA S, SINGH S. Butterfly optimization algorithm: a novel approach for global optimization[J]. *Soft Computing*, 2019, 23: 715–734.
- [24] 王翔. 分布混沌理论及其应用研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2021.
- WANG Xiang. *Distributional chaos theory and its application* [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2021. (in Chinese)
- [25] MIRJALILI S. SCA: a sine cosine algorithm for solving optimization problems[J]. *Knowledge-based Systems*, 2016, 96: 120–133.
- [26] 张小龙, 张氢, 秦仙蓉, 等. 基于 ITD 复杂度和 PSO-SVM 的滚动轴承故障诊断[J]. *振动与冲击*, 2016, 35(24): 102–107, 138.
- ZHANG Xiaolong, ZHANG Qing, QIN Xianrong, et al. Rolling bearing fault diagnosis based on ITD Lempel-ziv complexity and PSO-SVM[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(24): 102–107, 138. (in Chinese)
- [27] 高文欣, 刘升, 肖子雅, 等. 柯西变异和自适应权重优化的蝴蝶算法[J]. *计算机工程与应用*, 2020, 56(15): 43–50.
- GAO Wenxin, LIU Sheng, XIAO Ziya, et al. Butterfly optimization algorithm based on Cauchy variation and adaptive weight [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2020, 56(15): 43–50. (in Chinese)

(上接第 108 页)

- [33] 李蒙良, 廖庆喜, 裴立民, 等. 油菜直播机旋切式微垄种床制备装置设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(5): 47–58.
- LI Mengliang, LIAO Qingxi, PEI Liming, et al. Design and experiment of rotary-cut micro-ridge seedbed device for rapeseed direct seeding machine[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(5): 47–58. (in Chinese)
- [34] 吕金庆, 刘齐卉, 李紫辉, 等. 犁铧式马铃薯中耕机培土装置设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(7): 71–82.
- LÜ Jinqing, LIU Qihui, LI Zihui, et al. Design and experiment of soil cultivating device of plowshare potato field cultivator [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(7): 71–82. (in Chinese)
- [35] 葛宜元, 梁秋艳, 王桂莲. 试验设计方法与 Design-Expert 软件应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2015.
- [36] 何为, 薛卫东, 唐斌. 优化试验设计方法与数据处理[M]. 北京: 化学工业出版社, 2012.